

## РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОДИКИ РАННЕГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ИШЕМИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНИ СЕРДЦА И КРОНАРНОГО АТЕРОСКЛЕРОЗА

А. Г. Сбоев<sup>1</sup>, С. Г. Горохова<sup>2</sup>, Н. Н. Черний<sup>1</sup>

<sup>1</sup> *Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»*

<sup>2</sup> *Первый Московский медицинский университет им. И. М. Сеченова*

Поступила в редакцию 06.05.2011 г.

**Аннотация.** Широкое распространение коронарного атеросклероза и ишемической болезни сердца является одной из основных причин смертности в развитых странах мира. Поэтому разработка доступного достоверного метода диагностирования этих заболеваний по результатам общих (не специализированных) медицинских анализов имеет большую медицинскую значимость. В работе проводилось выделение из общих анализов диагностирующего набора параметров для выявления заболеваний сердца и конструировалась сеть с максимальными диагностическими свойствами. Результаты работы на данном этапе позволяют повысить точность выявления заболеваний до 85 % при использовании метода генетической оптимизации для нейронных сетей с топологией двухслойного перцептрона.

**Ключевые слова:** нейронные сети, искусственный интеллект, раннее выявление, прогнозирование, ишемическая болезнь сердца, коронарный атеросклероз.

**Abstract.** The wide spreading of a coronary atherosclerosis and ischaemic heart disease is one of main causes of death in developed countries. Therefore developing of accessible reliable method of diagnosing these diseases using results of common (not specialized) medical tests has the high importance. In this work we researched sufficient parameter set from common medical tests for diagnosing heart diseases and created artificial neural network with best diagnosing fitness (= suitability). At the current stage of this work we can achieve diagnosing accuracy up to 85 % using genetic optimization methods for artificial neural networks with two-layer perceptron topology.

**Keywords:** neural networks, artificial intellect, early revealing, forecasting, ischemic illness of heart, coronary atherosclerosis.

### ВВЕДЕНИЕ

Высокая распространенность ишемической болезни сердца (ИБС) в результате коронарного атеросклероза, является серьезной проблемой, так как эта патология является одной из ведущих причин заболеваемости и смертности населения в развитых странах мира. Поэтому разработка методов ранней диагностики ИБС представляет собой весьма актуальное направление научно-практических исследований. Как правило, в работах, в которых ставится такая цель, за основу берут данные клинико-лабораторных и инструментальных методов диагностики, таких как определение артериального давления (АД), уровня липидов и глюкозы крови и других показателей, относящихся к факторам риска развития ИБС. Иногда их дополняют результатами исследования функции эндотелия, диастолической функции левого желудочка и др. [1—3] Предполагается, что по комплексу при-

знаков с определенной вероятностью можно предсказать возникновение клинически значимых событий, прежде всего инфаркта миокарда, на доклинической стадии заболевания. Объективные сложности, которые возникают при выявлении ИБС, связаны с тем, что приходится работать с множеством факторов риска ИБС. Некоторые из них очень близки и могут давать сходную информацию. Это ставит вопрос об изучении структуры и эффективной классификации переменных факторов риска. С этой целью в настоящее время применяют машинные методы интеллектуальной обработки данных (Data Mining) [1, 4], на основе которых формируют экспертные медицинские системы. К наиболее перспективным методам относят искусственные нейронные сети (Artificial Neural Networks) и методы кластеризации, в первую очередь это метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM). Искусственные нейронные сети представляют собой программную структуру для обработки информации, которая имитирует функ-

ции мозга, позволяющие запоминать, классифицировать, идентифицировать, прогнозировать сигналы и признаки. Машинная интеллектуальная система на первом этапе обработки базы данных обучается распознавать заданную цель (например, диагноз), а затем использует «навыки» для принятия решений о принадлежности признаков в тестовой выборке к тому или иному классу, тем самым, решая задачу диагностики. В результате возможно построение модели, включающей наиболее существенные диагностические признаки, обладающие высокой чувствительностью, специфичностью, точностью [4].

Технологию нейросетевого программирования сегодня применяют в клиничко-инструментальных и генетических исследованиях [5—10]. Таким образом, современные компьютерные интеллектуальные системы предполагают возможность разработки модели диагностики заболеваний, в том числе ИБС.

Необходимо отметить, что на сегодня есть единичные работы по применению методов искусственных нейронных сетей и SVM в кардиологии. Диагностирование коронарного атеросклероза было выполнено в работах [11, 12]. Причем в обеих работах проводили классификацию клиничко-лабораторных данных, в [11] использовались нейронные сети, в [12] — метод SVM.

Однако на сегодня нет исследований, в которых бы эти методы использовались для классификации одновременно клинических и генетических признаков ИБС. В связи с этим представляется целесообразным применение этих методов при разработке модели диагностики ИБС на основе комплекса клинических и генетических признаков коронарного атеросклероза и ИБС.

В ходе решения данной задачи рассматривались следующие проблемы:

— Построение классификационной модели выявления коронарного атеросклероза и ишемической болезни сердца.

— Исследование влияния изменения числа параметров общих (не специализированных) медицинских анализов и других факторов на выявление заболеваний сердца.

— Выделение оптимального набора параметров для диагностики заболеваний сердца на основе корреляционного анализа.

— Построение нейронной сети с максимальными диагностическими свойствами для выявления заболеваний сердца с использованием в качестве метода оптимизации генетического алгоритма.

— Формирование методики использования нейронных сетей с генетическими алгоритмами для выявления коронарного атеросклероза и ишемической болезни сердца.

## **МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ**

На данный момент одним из подходов для решения задач классификации является использование искусственных нейронных сетей (ИНС). Важным свойством ИНС является их способность настраиваться, обучаясь на примерах. Такое свойство нейронных сетей позволяет применять их, когда построение строгой математической модели невозможно, но существует достаточно представительный набор примеров (желательных решений в каждой ситуации). Другим важным свойством нейронных сетей является способность обобщать полученную информацию, т.е. давать правильные ответы при предъявлении «незнакомых» данных. При решении сложных задач классификации зачастую, оказывается, эффективно использовать нейронную сеть.

В данной работе изучалось влияние, как различных параметров, способов обучения, так и топологии нейронной сети для получения наилучших результатов выявления заболеваний сердца. Для выявления оптимальной топологии нейронной сети была проведена серия расчетов, в ходе которого было выявлено, что оптимальной топологией является многослойной персептрон (см. строки 2, 3, 11 в табл. 3 и строки 1, 2, 5 в табл. 4). Было выявлено, что многослойный персептрон с двумя скрытыми слоями является оптимальной топологией для решения данной задачи классификации.

Многослойные персептроны — многоуровневые нейронные сети прямого распространения, обычно обучаемые с помощью статического обратного распространения ошибок. Можно задать количество скрытых слоев. Эти сети нашли свое применение в бесчисленных приложениях, требующих статическую классификацию. Их основные преимущества — они просты в использовании, и они могут работать с любыми наборами входных и выходных данных. Ключевые недостатки — медленно обучаются и требуют много данных для обучения (обычно требуется в 3 раза больше примеров, чем число весов в сети).

В данном случае решалась задача с учителем, когда требуется наличие точного желаемого результата в каждом примере. Они обучаются как преобразовывать входные данные в правильный ответ,

поэтому широко используются в классификационных задачах.

С одним или двумя скрытыми слоями многослойный перцептрон может предсказывать практически любое соотношение входа и выхода. Он показывает хорошую производительность классификации в сложных проблемах и эффективно используют информацию, содержащуюся во входных данных.

При исследовании модификации сети, с целью ее улучшения, был использован генетический алгоритм со следующими параметрами оптимизации:

- количества нейронов в скрытом слое;
- количества входов в нейронную сеть;
- количества нейронов в скрытом слое;
- коэффициентов наклона функции активации;

Генетические алгоритмы (ГА) — адаптивные методы поиска, которые в последнее время часто используются для решения задач функциональной оптимизации. ГА только моделируют те процессы в популяциях, которые являются существенными для развития. Приложение генетических алгоритмов — оптимизация многопараметрических функций. Многие реальные задачи могут быть сформулированы как поиск оптимального значения, где значение — сложная функция, зависящая от некоторых входных параметров.

Также ввиду диспропорции количества представителей разных классов (больных и здоровых) в исходной выборке, исследовались алгоритмы повышения точности предсказания путем снижения влияния этой аномалии:

— Увеличение числа представителей второго класса (здоровых людей) путем использования одних и тех же данных несколько раз

— Умножение весов на «коэффициент доверия», зависящий от диспропорции представителей

— Метод взвешенного градиента для весов нейронной сети

— Расширение множества представителей второго класса (здоровых людей) путем добавления новых данных.

При исследовании возможностей оптимизации поставленной задачи была использована среда разработки NeuroSolutions 5.0.

Для выявления ишемической болезни сердца и коронарного атеросклероза были использованы реальные данные пациентов с указанием 32 различных показателей для каждого из представителей групп (больных и здоровых) и были введены следующие сокращения:

— РЖД — работает ли представитель машинистом в РЖД;

— LIPC2 — ген липопротеинлипазы, регуляция уровня триглицеридов;

— LIPC4 — ген липопротеинлипазы, регуляция активности печеночной липазы;

— MTHFR — метилентетрагидрофолатредуктаза, внутриклеточный фермент;

— NOS — ген синтазы оксида азота, регуляция синтеза эндотелиальной синтазы оксида азота (NO);

— ACE — ген ангиотензин, регуляция содержания ангиотензин-превращающего фермента;

— AGT-3 — ген ангиотензиногена, регуляция экспрессии ангиотензиногена;

— AGT-4 — ген ангиотензиногена, регуляция экспрессии ангиотензиногена;

— AGTR — ген ангиотензиногена II рецептора I типа, регуляция чувствительности рецепторов к ангиотензину II;

— PAI — ингибитор активации плазминогена;

— CRP1 — ген группы cysteine-rich LIM-only proteins, регуляция дифференциации клеток, в т.ч. в стенке артерий, активности тромбоцитарного фактора роста (PDGF);

— CRP2 — ген группы cysteine-rich LIM-only proteins, промотор пролиферации и дедифференциации гладкомышечных клеток сосудов;

— CRP3 — ген группы cysteine-rich LIM-only proteins, регуляция дифференциации и роста клеток, миогенеза;

— CRP4 — ген группы cysteine-rich LIM-only proteins;

— CRP5 — ген группы cysteine-rich LIM-only proteins;

— риск — уровень индивидуального сердечно-сосудистого риска по шкале SCORE;

— пол — пол представителя;

— возраст — возраст представителя;

— ПИКС — постинфарктный кардиосклероз;

— СД — сахарный диабет;

— АГ — гипертония;

— курение — имеет ли представитель вредную привычку курить;

— кс Кетле — индекс Кетле;

— наследственность — были ли в семье случаи ишемической болезни сердца или коронарного атеросклероза;

— глюк — уровень глюкозы в крови;

— ХС — уровень холестерина в крови;

— ЛПВП — липопротеины высокой плотности;

— ЛПНП — липопротеины низкой плотности;

— ЛПОНП — липопротеины очень низкой плотности;

Таблица 1  
Входные параметры, расположенные с учетом корреляции

№	Параметр ИБС	Параметр КАС
1	(S)КАС	(S)ИБС
2	РЖД	РЖД
3	ИА	ИА
4	ЛПНП	возраст
5	риск	ЛПНП
6	ФВ	ФВ
7	ЛПВП	ЛПВП
8	ТГ	ТГ
9	РАИ	глюк
10	(S)СД	(S)АГ
11	(S)LIPC2	(S)MTHFR
12	глюкоза	(S)AGTR
13	индекс Кетле	(S)LIPC4
14	(S)наследственность	риск
15	ЛПОНП	(S)СД
16	(S)AGTR	(S)ACE
17	(S)пол	РАИ
18	возраст	ЛПОНП
19	(S)AGT-4	(S)курение
20	(S)CRP1	(S)CRP4
21	(S)АГ	(S)CRP3
22	(S)LIPC4	(S)LIPC2
23	(S)AGT-3	(S)наследственность
24	(S)MTHFR	(S)NOS
25	(S)ACE	(S)CRP5
26	(S)CRP5	(S)CRP2
27	(S)CRP4	(S)пол
28	ХС	(S)AGT-4
29	(S)CRP2	кс Кетле
30	(S)курение	(S)AGT-3
31	(S)NOS	(S)CRP1
32	(S)CRP3	ХС

- ТГ — тиреоглобулин;
- ИА — индекс атерогенности;
- ФВ — фракция выброса;
- КАС — коронарный атеросклероз;
- ИБС — ишемическая болезнь сердца.

В ходе данной работы был проведен анализ зависимости между 32 параметрами общих (неспециализированных) медицинских анализов методом попарной корреляции с предсказываемым заболеванием — коронарным атеросклерозом и ишемической болезнью сердца. Данные в таблице расположены в порядке уменьшения взаимосвязи с выявляемым заболеванием.

Полученные результаты применялись в дальнейшем при разработке модели — использование всех данных или только 10, 8 или 5 наиболее определяющих факторов.

Также были рассчитаны коэффициенты корреляции при попарном сравнении первых 10 факторов и определены факторы наиболее корреляционно связанные с другими факторами из числа перечисленных в табл. 1. Они являются первоочередными кандидатами на удаление из множества входных факторов и представлены в табл. 2 по мере уменьшения корреляции.

### ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

В ходе численных экспериментов было получено, что наиболее оптимальным набором входных параметров является 10 наиболее определяющих факторов, в то время как использование всех параметров слишком усложняет модель и для решения требует большего количества примеров, а меньшее число не дает необходимой информации для решения поставленной задачи классификации.

Далее представлены сводные таблицы результатов экспериментов по выявлению коронарного атеросклероза и ишемической болезни сердца (см. табл. 3 и 4).

Таблица 2  
Первоочередные кандидаты на удаление из входного множества.

№	Параметр ИБС	Параметр КАС
1	ЛПНП	ЛПНП
2	РЖД	возраст
3	ЛПВП	ИА
4	(S)ПИКС	РЖД
5	ТГ	ТГ

Таблица 3

Результаты экспериментов по выявлению коронарного атеросклероза

Эксперимент КАС	тип нейросети	примеров			входы	параметры нейросети					Результаты				
		обучение	кросс-валидация	тестирование		База дополненная	ГА для оптими-зации сети	ГА только для кол-ва нейронов	Weight the gradients	for classification problem	При ГА оптимизации	После первого обучения			
1	SVM с 10 входами	307	0	100	10: ИБС, ПИКС, РЖД, ИА, ЛПНП, ФВ, ЛПВП, ТГ, возраст, глюкоз	R				•	50%	50%			
2	РСА с 2 скр. слоями	257	50	100	Все	R				•	77%	79%			
3	РСА с 2 скр. слоями	257	50	100	8: ИБС, РЖД, ИА, ФВ, ЛПВП, ТГ, глюкоз, АГ	R				•	76%	77%			
4	MLP с 2 скр. слоями и 10 входами	207	100	100	10: ИБС, РЖД, ПИКС, ИА, возраст, ЛПНП, ФВ, ЛПВП, ТГ, глюкоз	R				•	82%	70%			
5						R								80%	80%
6						B				•	79%	74%			
7						P				•	80%	75%			
8						T				•	80%	85%			
9	MLP с 2 скр. слоями и 10 входами	387	0	100	10: ИБС, РЖД, ПИКС, ИА, возраст, ЛПНП, ФВ, ЛПВП, ТГ, глюкоз	N						71%	79%		
10						R								80%	79%
11						S								•	80%
12						R				•	82%	82%			
13	MLP с 2 скр. слоями и 10 входами	387	0	100	10: ИБС, РЖД, ПИКС, ИА, возраст, ЛПНП, ФВ, ЛПВП, ТГ, глюкоз	R				•	94%	96%			

Таблица 4

Результаты экспериментов по выявлению ишемической болезни сердца

Эксперимент ИВС	Тип нейросети			параметры нейросети					Результаты		
	обучение	примеров		входы	дополненная база	Настройки				При ГА оптимизации	После первого обучения
		кросс-валидация	тестирование			ГА для оптимизации сети	ГА только для кол-ва нейронов	Weight the gradients	for classification problem		
1	307	0	100	10: КАС, ПИКС, РЖД, ИА, ЛПНП, риск, ФВ, ЛПВП, ТГ, РАІ		R				56%	80%
2	257	50	100	10: КАС, ПИКС, РЖД, ИА, ЛПНП, риск, ФВ, ЛПВП, ТГ, РАІ		R				75%	73%
3						-				73%	74%
4	307	0	100	10: КАС, ПИКС, РЖД, ИА, ЛПНП, риск, ФВ, ЛПВП, ТГ, РАІ		R				73%	74% 79% 76%
5						R				85%	78%
6	307	0	100	5: КАС, ИА, риск, ФВ, РАІ		R				66%	78%
7	287	100	100	10: КАС, ПИКС, РЖД, ИА, ЛПНП, риск, ФВ, ЛПВП, ТГ, РАІ		R				94%	94%

R — roulette, B — best, N — random, P — top percent, T — tournament rank, S — tournament fitness.

Таблица 5

Изучение влияния генетической информации на выявление ИБС

Цель: ИБС										
№1	№2	№3	№4	№5	№6	№7	№8	№9	№10	
NOS	NOS	NOS	NOS	NOS	NOS	профессия	профессия	профессия	профессия	профессия
ACE	ACE	ACE	ACE	ACE	ACE	машиниста	машиниста	машиниста	машиниста	машиниста
AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	возраст	возраст	возраст	возраст	возраст
AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	СД	СД	СД	СД	СД
AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	АГ	АГ	АГ	АГ	АГ
CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	курение	Курение	курение	курение	курение
CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	наследственность	индекс Кетгле	индекс Кетгле	индекс Кетгле	индекс Кетгле
CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	глюк	наследственность	наследственность	наследственность	наследственность
	Риск	КАС	Риск	ЛПВП	Возраст	ХС	глюк	глюк	глюк	глюк
			КАС	ЛПНП	курение		ХС	ХС	ХС	ХС
				Глюк	индекс Кетгле			ЛПВП	ЛПВП	ЛПВП
					наследственность			ЛПНП	ЛПНП	ЛПНП
					ЛПВП			ЛПОНП	ЛПОНП	ЛПОНП
					ЛПНП			ТГ	ТГ	ТГ
								ИА	ИА	ИА
										КАС
90%	83%	89%	93%	90%	88%	64%	77%	83%	91%	

Таблица 6

Изучение влияния генетической информации на выявление КАС

Цель: коронарный атеросклероз									
№1	№2	№3	№4	№5	№6	№7	№8	№9	
NOS	NOS	NOS	NOS	NOS	NOS	NOS	риск	риск	риск
ACE	ACE	ACE	ACE	ACE	ACE	ACE	возраст	возраст	возраст
AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	AGT-3	СД	СД	СД
AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	AGT-4	АГ	АГ	АГ
AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	AGTR	курение	курение	курение
CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	CRP1	индекс Кетгле	индекс Кетгле	индекс Кетгле
CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	CRP2	наследственность	наследственность	наследственность
CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	CRP3	глюк	глюк	глюк
	ИБС	ЛПВП	ЛПВП	ЛПВП	ЛПВП	ЛПВП	ХС	ХС	ХС
		ЛПНП	ЛПНП	ЛПНП	ЛПНП	ЛПНП	ЛПВП	ЛПВП	ЛПВП
			Глюк	Глюк	Глюк	Возраст	ЛПНП	ЛПНП	ЛПНП
				Риск	Риск	курение	ЛПОНП	ЛПОНП	ЛПОНП
					ИБС	индекс Кетгле наследственность	ТГ	ТГ	ТГ
						АГ	ИА	ИА	ИА
						СД	ИБС	ИБС	ИБС
75%	83%	75%	74%	74%	79%	75%	75%	75%	85%

Также было изучено влияние добавления генетической информации путем введения в модель данных исследования конкретных генов, и варьирование по количеству используемых параметров на процент выявления заболеваний. На этом этапе экспериментов использовалась нейронная сеть топологии многослойный персептрон с двумя скрытыми слоями по 4 нейрона в каждом. Количество входов соответствовало количеству подаваемых данных на вход и указано в табл. 1 и 2 для ИБС и коронарного атеросклероза соответственно. Решалась задача классификации на два класса: «1» — болен, «0» — здоров. Обучение проводилось с использованием генетической оптимизации для количества нейронов в скрытых слоях и раннего останова от переобучения (on increase). Умножение весов на «коэффициент доверия» не проводилось (не использовалась галочка for classifications). Использовалось 288 примеров для обучения, 100 для кросс-валидации и 100 для тестирования. Результаты экспериментов так же приведены в соответствующих таблицах (см. табл. 5 и 6).

Полученная точность КАС и ИБС составляет 96% и 94% соответственно и превышает точность, достигнутую в работах [11—12], составляющую соответственно 81% и 78%.

Таким образом, точность модели повышается при добавлении генетических признаков.

Сравнение моделей по этим показателям обнаруживает, что предсказание ИБС по совокупности выделенных признаков точнее, чем предсказания коронарного атеросклероза. По-видимому, причиной этого является то, что в модель были заложены признаки, очень хорошо изученные с точки зрения связи именно с болезнью, а не ее морфологическим субстратом.

Согласно нашим результатам, точность модели может не зависеть от абсолютного числа вводимых в модель генов-кандидатов. Так, модель, в которой учитывали только гены первой главной компоненты *NOS*, *ACE*, *AGT-235*, *AGT-174*, *AGTR*, *CRP-1* и *CRP3* обладала той же точностью и чувствительностью, что и модель, включающая все изучаемые нами гены, хотя специфичность была на 2,5% ниже. По-видимому, увеличение точности модели предсказания коронарного атеросклероза возможно не за счет увеличения числа генетических маркеров как такового, а их уточненного выбора. В связи с этим представляется целесообразной дальнейшая работа в этом направлении с разработкой моделей, в которые могут быть включены другие гены, например, гены *ApoE*, *UCP2* (uncoupling

protein 2), *VCAM1* (vascular cell adhesion molecule 1), *NPY* (neuropeptide Y), *TXNIP* (thioredoxin interacting protein).

Принимая во внимание тот факт, что профессия вошла в пятерку наиболее коррелируемых с заболеванием параметров, нельзя исключить повышения точности модели при дополнении признаками, непосредственно связанными с работой по профессии, например работа с ночными сменами, электромагнитное поле и др.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На данный момент ни один из существующих методов не может предложить единого, общепризнанного способа или критерия для ранней диагностики ИБС или коронарного атеросклероза. Поэтому создание выявляющей заболевания системы на основе неинвазивного метода компьютерной диагностики с высокой степенью точности является важной задачей.

В результате проведенного анализа влияния топологии на предсказательную способность в рамках поставленной задачи была выбрана топология многослойного персептрона с двумя скрытыми слоями.

Исследование алгоритмов повышения точности предсказания на основе снижения влияния диспропорции количества представителей разных классов (больных и здоровых) в исходной выборке показало, что наилучшим методом является сочетание метода взвешенного градиента для весов нейронной сети с расширением множества представителей второго класса (здоровых людей) путем добавления новых данных.

В результате проведенных работ и настроек с обучением на пополненном множестве входных примеров достигнута точность 96%.

Итак, полученные результаты свидетельствуют о возможности классификации выделенных признаков и построения на их основе прогностической модели коронарного атеросклероза и ИБС с хорошими аналитическими характеристиками, используя разработанный нейросетевой метод. Указанная точность имеет практически значимый результат и позволяет развить на основе построенной модели достоверную методику диагностирования коронарного атеросклероза и ишемической болезни сердца по результатам общих (не специализированных) медицинских анализов.

Использование модели, основанной только на генетических признаках, дает возможности проведения донозологической диагностики коронарного атеросклероза и ИБС.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Жариков О. Г. Экспертные системы в медицине / О. Г. Жариков, А. А. Литвин, В. А. Ковалёв // Медицинские новости. — 2008. — №10. — С. 15—18.
2. Генетическая предрасположенность к неблагоприятному течению ишемической болезни сердца у больных после острого коронарного синдрома / В. Б. Закирова [и др.] // Кардиология. — 2008. — Т. 48, № 11, — С. 13—18.
3. Прогнозирование коронарного атеросклероза для выбора тактики ведения больных ишемической болезнью сердца в амбулаторной практике / Е. В. Котельникова [и др.] // Кардиология. — 2004. — № 3. — С. 15—19.
4. Чубукова И. А. Data Mining. — М.: БИ НО М. Лаборатория знаний, 2008. — 384 с.
5. Allison J. S. Artificial neural network modeling of stress single-photon emission computed tomographic imaging for detecting extensive coronary artery disease / J. S. Allison, J. Heo, A. E. Iskandrian // Am J Cardiol. — 2005. — Vol. 95. — P. 178—181.
6. Predicting coronary artery disease using different artificial neural network models / M. C. Colak [et al.] // Anadolu. Kardiyol. Derg. — 2008. — Vol. 8, № 4. — P. 249—254.
7. An ischemia detection method based on artificial neural networks / C. Papaloukas [et al.] // Artif. Intell. Med. — 2002. — Vol. 24, № 2. — P. 167—178.
8. Integration of clinical and imaging data to predict the presence of coronary artery disease with the use of neural networks / J. A. Scott [et al.] // Coron. Artery Dis. — 2004. — Vol. 15, № 7. — P. 427—434.
9. Yu S. Micro RN A expression and function in cardiac ischemic injury / S. Yu, G. Li // J. Cardiovasc. Transl. Res. — 2010. — Vol. 3, № 3. — P. 241—245.
10. Young M. E. Anticipating anticipation: pursuing identification of cardiomyocyte circadian clock function / M. E. Young // J. Appl. Physiol. — 2009. — Vol. 107, № 4. — P. 1339—1347.
11. Predicting coronary artery disease using different artificial neural network models / M. C. Colak [et al.] // Anadolu. Kardiyol. Derg. — 2008. — Vol. 8. — P. 249—254.
12. Support vector machines classification for discriminating coronary heart disease patients from non-coronary heart disease / S. Hongzong [et al.] // West Indian Med. J. — 2007. — Vol. 56, № 5. — P. 451—457.

---

Сбоев Александр Георгиевич — доцент, к.ф.-м.н., Национальный ядерный исследовательский университет «МИФИ»; тел.: (926) 253-7217, e-mail: sag111@mail.ru

Горохова Светлана Георгиевна — д.м.н., профессор, Первый Московский медицинский университет им. И. М. Сеченова; тел.: (903) 597-9195, e-mail: кафедра2004@mail.ru

Черный Надежда Николаевна — студент, Национальный ядерный исследовательский университет «МИФИ»; тел.: (926) 117-2271, e-mail: suraeva\_nadya@mail.ru

Sboev Alexander G. — Associate Professor, Ph.D., National Nuclear Research University “MEPhI”; tel.: (926) 253-7217, e-mail: sag111@mail.ru

Gorokhova Svetlana G. — Professor, MD, The First Moscow Medical University I. M. Sechenov; tel.: (903) 597-9195, e-mail: кафедра2004@mail.ru

Cherniy Nadezhda N. — student, National Nuclear Research University “MEPhI”; tel.: (926) 117-2271, e-mail: suraeva\_nadya@mail.ru